4A

УДК 004.93

Л.Г. Ахметшина, И.М. Удовик
ГВУЗ Национальный горный университет, г. Днепропетровск, Украина
akhmlu@mail.ru, afs_matsuk@mail.ru

Фазовая сегментация мультиспектральных слабоконтрастных изображений

Рассмотрены информационные возможности интерференционного метода для сегментации слабоконтрастных изображений в фазовом пространстве информативных признаков. Суть подхода основана на формировании опорной волны с использованием мультиспектральных составляющих анализируемого изображения, что позволяет синтезировать новые фазо-пространственные характеристики и повысить чувствительность анализа. Представлены результаты проверки работоспособности метода на модели и изображениях различной физической природы.

Введение

Под аномалиями или объектами интереса мы понимаем наблюдения, рассогласованные с остальными данными (характеристики отличаются от характеристик соседних областей изображения) и обнаружение которых является целью анализа. Сложность их выделения, как правило, состоит в том, что, с одной стороны, аномалии во многих случаях представляют небольшую область, которую можно принять за шум или дефект снимка, с другой стороны, их параметры могут несущественно отличаться от общего фона или перекрываться другими объектами.

Задача выделения визуально неразличимых областей слабоконтрастных изображений имеет большое прикладное значение (рентгенограмма, термограмма, биофизические снимки и т.д.). В последнее время увеличилось число задач, которые используют ансамбль (мультиспектральные/многопараметровые) изображений, например, в таких областях, как медицинская диагностика (анализ характеристик ЯМР, томограмм), дистанционное зондирование земной поверхности (основано на использовании мультиспектральных и гиперспектральных методов получения информации), анализ геофизических полей и пр.

Сегментация подразделяет изображение на составляющие его области или объекты и относится к методам высокого уровня обработки [1], являющейся важнейшей стадией анализа. Степень детализации зависит от решаемой задачи и конечный успех компьютерных процедур анализа изображений во многом определяются точностью сегментации, по этой причине значительное внимание уделяется повышению ее надежности.

Достаточно широко распространены методы анализа на основе использования трех спектральных диапазонов с последующим их слиянием в одно результирующее RGB цветное изображение, с последующей сегментацией на основе использования цветовых признаков. Однако этот подход весьма редко позволяет идентифицировать слабоконтрастные участки из-за незначительного изменения их отражательной способности (к сожалению, здесь невозможно привести цветные изображения, демонстрирующие этот эффект), поэтому само по себе использование цветовых методов кодирования изображений не решает задачи повышения визуальной чувствительности процедуры сегментации.

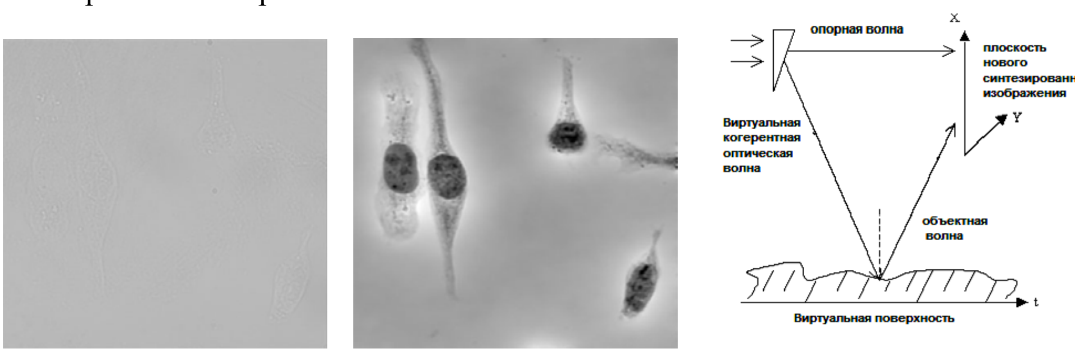
Ключевой проблемой для осуществления чувствительной сегментации является формирование нового пространства признаков на основе анализа локального контраста его элементов, который обеспечивают решение поставленной задачи.

При разработке новых методов анализа изображений возможно использование виртуальных аналогов физических методов обработки радиофизических и оптически сигналов и полей и их математических моделей.

Целью данной работы является развитие информационных возможностей виртуального интерференционного метода с целью возможности сегментации мультиспектральных слабоконтрастных изображений на основе формирования опорной волны с использованием мультиспектральных составляющих анализируемого изображения.

Виртуальное фазовое интерференционное преобразование и его характеристики

В 1935 г. Ф. Цернике разработал метод фазоконтрастной микроскопии, являющийся в настоящее время одним из наиболее чувствительных методов анализа слабоконтрастных оптических изображений. На рис. 1 представлено сопоставление результатов микробиологического изображения на обычном и фазоконтрастном микроскопах (изображения были предоставлены доктором И.В. Любошенко, фирма «Phaseview», г. Париж) и схема метода виртуальной голографической интерферометрии, описанного в работе [2], который позволяет использовать интерференционные эффекты для повышения качества слабоконтрастных изображений.



а) б) в)

Рисунок 1 – Сопоставление результатов обычной (а) и фазоконтрастной (б) микроскопии, схема метода виртуальной голографической интерферометрии (в)

Реализация полного формального виртуального аналога физического метода фазоконтрастной микроскопии Цернике для повышения качества и чувствительности анализа низкоконтрастных цифровых изображений описана в работе [3] и основана на следующих положениях.

1. Выполнение фазового модуляционного преобразования исходного изображения $I(x,y)$, обеспечивающее переход из пространства действительных яркостей в комплексную плоскость и которое предполагает переход от кодирования анализируемых изображений в декартовой системе координат к полярной, общий вид которого описывается следующим выражением

$$A(x,y) = I(x,y)e^{j\pi\frac{I(x,y)}{\lambda}} = \operatorname{Re}\{A(x,y)\} + j\operatorname{Im}\{A(x,y\} = |A(x,y)|e^{j\Phi(x,y)}, \quad (1)$$

где λ – виртуальный аналог длины волны когерентного оптического излучения (модуляционный параметр); аргумент $\Phi(x,y)$ − угол поворота вектора в комплексной плоскости (зависит от соотношения $I(x,y)/\lambda$).

2. Введение виртуального когерентного опорного поля $\vec{B}(x,y)=1$, со значением и постоянным направлением вдоль оси «x».

3. Визуализация синтезированной характеристики суммы этих двух виртуальных векторных полей

$$\left|\vec{R}(x,y)\right| = \left|\vec{A}(x,y)+\vec{B}(x,y)\right| \;. \tag{2}$$

Виртуальный аналог, в отличие от реального физического метода фазо-контрастной микроскопии, базирующегося на измерениях только одного параметра – модуля суммы векторного сложения, позволяет использовать и другие характеристики [4].

В общем случае при $\left|\vec{A}\right| \neq \left|\vec{B}\right|$ возможно использование четырех характеристик:

$$\left|\vec{R}_{(-)}\right| = \sqrt{\left|\vec{A}\right|^2 + \left|\vec{B}\right|^2 - 2\left|\vec{A}\right|\left|\vec{B}\right|\cos\Phi} \;; \qquad \left|\vec{R}_{(+)}\right| = \sqrt{\left|\vec{A}\right|^2 + \left|\vec{B}\right|^2 + 2\left|\vec{A}\right|\left|\vec{B}\right|\cos\Phi} \;; \tag{3}$$

$$\beta = \arg(R_{(-)}) = arctg\left[\frac{\left|\vec{A}\right|\sin\Phi}{\left|\vec{B}\right| - \left|\vec{A}\right|\cos\Phi}\right] + \Phi \;; \gamma = \arg(R_{(+)}) = \frac{\Phi}{2} \;;\; \Phi = \exp(j\pi I/\lambda)\,, \tag{4}$$

где $\left|R_{(+)}\right|, \left|R_{(-)}\right|$ модули, а γ, β – фазовые углы векторной суммы и разности виртуальных полей соответственно (рис. 2); что позволяет расширить информационную базу синтезируемых изображений.

Кроме этого, возможные модификации метода могут отличаться видом модуляционного преобразования (1), выбором значения параметра модуляции λ и способом определения опорного поля. Их определение зависит от характеристик исходного изображения, существенно влияет на результат и обусловливает сферу применения.

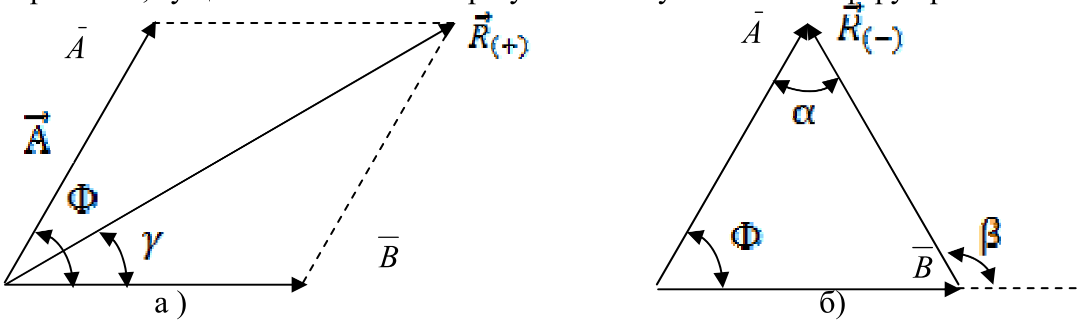


Рисунок 2 – Параметры операции векторного сложения (а) и векторной разности (б)

Как показали результаты наших исследований, с точки зрения задачи сегментации слабоконтрастных мультиспектральных/многопараметровых изображений $I(x,y) = \{I_1, I_2, ..., I_n\}$ целесообразно использование чисто фазового преобразования

$$\vec{A}(x,y) = \exp(j\Phi(x,y)) = \exp(j\pi I(x,y)/\lambda)\,. \tag{5}$$

Модуль данного векторного преобразования всегда равен единице, а угол его поворота $\Phi(x,y)$ определяется соотношением яркости конкретной точки изображения $I(x,y)$ и величины λ. При выборе значения модуляционного параметра λ, равном единице, обеспечивается однозначная нелинейная связь между значением яркости $I(x,y)$ пикселя

(x, y) и соответствующим ему значением фазового угла $\Phi(x, y)$. Данное обстоятельство позволяет осуществлять перераспределение соотношения уровней яркостей изображения и выявлять слабоконтрастные области, неразличимые исходно.

При таком подходе в качестве «опорной» волны $\vec{B}(x, y)$ возможно использование одного из векторов $\vec{A_i}(x, y)$ ансамбля $\{I_i(x, y)\}$ либо сочетание их комбинаций.

В таком случае для наиболее распространенного трехдиапазонного изображения ($n = 3$), которое позволяет использовать цветовое RGB кодирование, возможны три варианта комбинаций из исходных изображений $\{I_1, I_2, I_3\}$ для формирования векторных полей

$$C_1 = I_1 \leftrightarrow I_2;\; C_2 = I_1 \leftrightarrow I_3;\; C_3 = I_2 \leftrightarrow I_3 \,. \tag{6}$$

Каждой паре сопоставимы четыре характеристики :

$$\left|\vec{R}_{(-)ij}\right| = \sqrt{2(1-\cos(\Phi_i - \Phi_j))}\,;\; \left|\vec{R}_{(+)ij}\right| = \sqrt{2(1+\cos(\Phi_i - \Phi_j))}\,; \tag{7}$$

$$\beta_{ij} = \arg(\vec{R}_{(-)ij}) = arctg\left[\frac{\sin(\Phi_i - \Phi_j)}{1-\cos(\Phi_i - \Phi_j)}\right] + \Delta\Phi_{ij}\,; \tag{8}$$

$$\Delta\Phi_{ij} = \Phi_i - \Phi_j\,;\; \Phi_{i,j} = \exp(j * \pi * I_{i,j}),\; i, j = 1,2,3; i \neq j, \tag{9}$$

которые позволяют синтезировать четыре новых цветных RGB изображения.

Варьирование величины λ в диапазоне от 0 до 1 соответствует в некотором смысле эффекту, подобному изменению величины фокусного расстояния линзы и обеспечивает возможность управления визуальной чувствительностью получаемого результата. Наилучшая эффективность метода обеспечивается при согласовании значения λ и характеристик соответствующих областей потенциального интереса (размер и диапазон изменения градаций яркостей).

«Самоорганизующийся» выбор параметра λ может быть выполнен на основе преобразования с использованием оператора эквализации гистограммы H исходных изображений (α – стабилизирующий параметр)

$$\vec{A_i}(x, y) = \exp(j\pi / [H(I_i(x, y)) + \alpha]), i = 1,2,3. \tag{10}$$

Экспериментальные результаты

Численные эксперименты проводились на ансамблях из трех слабоконтрастных изображений различной физической природы (поскольку возможности воспроизведения цветных иллюстраций отсутствуют, полученные результаты переведены в палитру Gray).

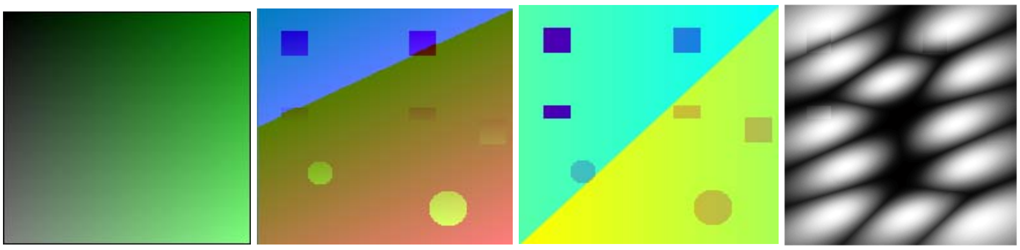
На рис. 3 а) представлено модельное RGB изображение, содержащее семь неразличимых человеческим глазом объектов интереса (перепад яркости менее 2%), расположенных на плавно изменяющемся фоне.

Проведенные эксперименты показали, что наиболее информативной, с точки зрения задач сегментации ансамбля из трех изображений, является характеристика $\beta(x, y)$

$$\beta_{ij}(x, y) = \arg(\vec{A_i}(x, y) - \vec{A_j}(x, y)), i, j = 1,2,3; i \neq j \tag{11}$$

и $\Delta\Phi$ (9) (разность фаз двух векторов), визуализация которых (рис. 3 б, в) позволила выделить все скрытые аномальные участки. Для сравнения на рис. 3 г) представлен результат сегментации популярным методом нечетких С-средних на 12 классов с

визуализацией по максимуму функции принадлежности, на котором в верхнем левом углу с трудом можно различить слабые контуры 3 областей. «Энергетические» характеристики $|R_{(-)}|$ и $|R_{(+)}|$ (7) для данной задачи оказались неинформативными.



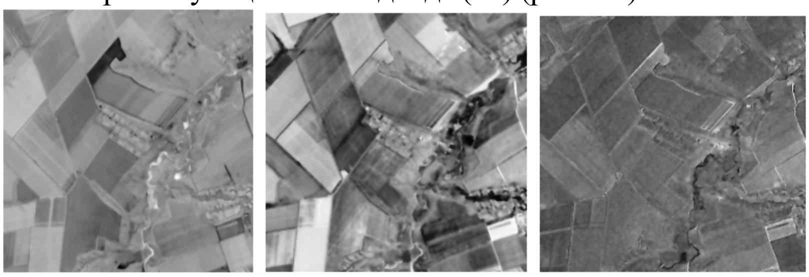
а) б) в) г)

Рисунок 3 – Модельное трехдиапазонное изображение: а) оригинал; б) $\beta(x,y)$; в) $\Delta\Phi(x,y)$; г) сегментация методом нечетких С-средних

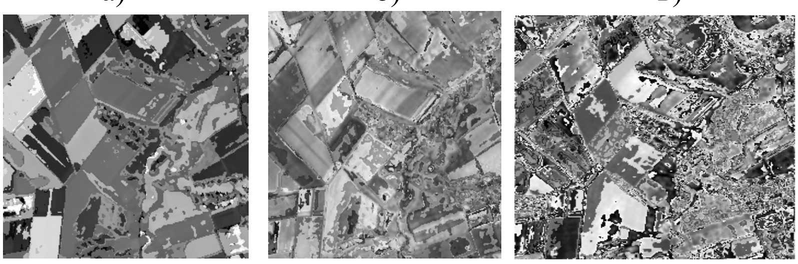
На рис. 4 а – в) представлены составные компоненты цветного космического изображения окрестности г. Днепропетровска (спутник SPOT). На цветном изображении (к сожалению, возможности его привести отсутствуют) превалируют сине-зеленые тона, границы отдельных участков достаточно хорошо выделяются, однако структурные особенности самих участков являются невидимыми. Рис. 4 г) соответствует изображению, синтезированному на основе $\beta_{ij}(x,y)$ (11), которая позволяет выделить ряд новых, не различимых ранее областей (сопоставьте, например, участки в нижней части правого угла изображений). Данная характеристика хорошо и, что не менее важно, естественно сегментирует исходное изображение, о чем свидетельствует связность полученных сегментов.

Следует отметить, что параметр $\Delta\Phi(x,y)$ оказался при обработке данных реальных изображений менее информативным и в связи с этим далее не приводится.

Сравнение рис. 4 г), д) и рис. 4 е) наглядно демонстрирует влияние параметра модуляции λ. Уменьшение значения λ (в данном случае с 1 до 0,27) приводит к большей детализации – выявлению сегментов с меньшим различием в уровнях яркости исходного изображения, а наилучший результат в данном случае был получен с использованием «самоорганизующегося» подхода (10) (рис. 4 е).



а) б) в)



г) д) е)

Рисунок 4 – Космическое изображение: а – в) компоненты RGB кодирования; г) $\beta(x,y)$ для $\lambda = 1{,}0$; д) для $\lambda = 0{,}27$

Интерференционные характеристики являются нелинейными по отношению к яркостям анализируемых ансамблей. Это обстоятельство открывает возможность влияния на степень детализации процедуры сегментации за счет инверсии яркостей нормализованных исходных изображений ансамбля, т.е. возможность использования дополнения ансамбля вида

$$J_i(x,y) = 1 - I_{i,norm}(x,y), \quad i = 1,2,3\,. \tag{11}$$

На рис. 5 а) представлено космическое изображение г. Днепропетровска и характеристики $\beta(x,y)$ (11) для исходного (рис. 5 б) и инвертированного (рис. 5 в) изображений, которые свидетельствуют о возможности увеличения чувствительности сегментации участков из различных диапазонов яркостей (соответствует реке в данном примере).



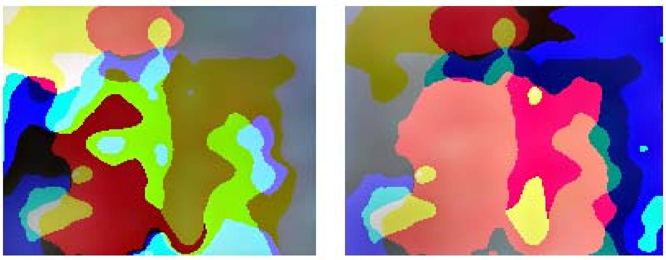
а) б) в)

Рисунок 5 – Сегментация космического изображения г. Днепропетровска: а) оригинал; б , в) $\beta(x,y)$ для исходного и инвертированного изображения, соответственно

На рис. 6 а – в) приведены геофизические поля участка Земной поверхности и результаты их сегментации (рис. 6 г, д) с использованием характеристики $\beta(x,y)$, для исходного ансамбля и его дополнения (11).



а) б) в)



г) д)

Рисунок 6 – Геофизические поля: а) гравитационное; б) электрическое потенциальное; в) магнитное; г), д) $\beta(x,y)$ от исходного и инвертированного ансамбля изображений соответственно

Данные результаты подтверждают сделанные ранее выводы о высокой информативности характеристик $\beta(x, y)$ для сегментации слабоконтрастных ансамблей из трех изображений и о возможности получения дополнительных данных с использованием дополнения исходного ансамбля. На исходных изображениях (включая и результат их RGB кодирования) выделить какие-либо области не представляется возможным. Синтез интерференционных характеристик $\beta(x, y)$ позволяет выделить ряд участков потенциального интереса.

Заключение

На основании проведенных исследований можно сделать следующие выводы.

1. Переход от амплитудной к комплексной угловой модуляции яркостей позволяет простым и естественным способом осуществлять сегментацию трех диапазонных мультиспектральных изображений с последующим цветовым RGB кодированием финального результата на основе использования фазовых углов векторных разностей синтезированных комплексных компонент.

2. Метод не требует использования какой-либо априорной информации о числе и характеристиках областей потенциального интереса.

3. Варьирование длины волны виртуального когерентного оптического излучения обеспечивает возможность тонкой настройки процедуры сегментации, применительно к задаче выделения визуально не различимых слабоконтрастных участков.

4. Возможно обобщение метода на задачу сегментации гиперспектральных изображений на основе использования декоррелирующего преобразования ансамбля и первых трех «собственных» изображений ансамбля.

Литература

1. Форсайт Д. Компьютерное зрение: современный подход / Д. Форсайт, Ж.. Понс ; [пер. с англ. А.В. Назаренко, И. Ю. Дорошенко]. – М. ; С.-П. ; К : Вильямс, 2004. – 926 с.
2. Борн М. Основы оптики / М. Борн, Э. Вольф ; [пер. с англ. С.Н. Бруса]. – М. : Наука, 1973. – 719 с.
3. Ахметшина Л.Г. Интерференционные методы повышения качества и чувствительности анализа низкоконтрастных изображений на основе комплексной фазовой модуляции / Л.Г. Ахметшина, А.М. Ахметшин, И.М. Мацюк // Искусственный интеллект. –2007. – № 3. – С. 193-204.
4. Ахметшина Л.Г. Самоорганизующийся интерференционный метод сегментации слабоконтрастных изображений / Л.Г. Ахметшина, А.М. Ахметшин, И.М. Удовик // Искусственный интеллект. – 2010. – № 3. – С. 427-431.

Literatura

1. Forsajt D. Komp'juternoezrenie: sovremennyjpodhod. M.-S.P.-K: Vil'jams. 2004. 926 s.
2. Born M. Osnovyoptiki. M. : Nauka. 1973. 719 s.
3. Ahmetshina L.G. Iskusstvennyjintellekt. № 3. 2007. S. 193-204.
4. Ahmetshina L.G. Iskusstvennyjintellekt. № 3. 2010. S. 427-431.

L.G. Akhmetshyna, I.M. Udovyk

Phase Segmentation of Thin Multispectral Signals

In the present paper new data capability of the interference technique used for segmentation of thin phase portraits in space of informational indicators was examined. The key part of this approach is based on the reference wave formation with the application of multispectral signals. That allows to synthesize new phase characteristics and to improve analysis sensitivity. The results of working efficiency of this new method achieved for certain models and signals are demonstrated.

Статья поступила в редакцию 06.06.2011.